

文章编号: 1002-1582(2026)04-0443-09

激光雷达空洞率特征与深度学习在复杂煤矸分选中的应用研究

耿皓宇¹, 乔鑫², 于岳辰³, 杨扬¹, 薛德强⁴, 邢冀川^{5*}

(1. 山东科技大学 机械电子工程学院, 山东 青岛 266590)

(2. 中国人民解放军 93160 部队, 北京 100071)

(3. 西安现代控制技术研究所, 陕西 西安 710065)

(4. 内蒙古上海庙矿业有限责任公司榆树井煤矿, 内蒙古 鄂尔多斯 016200)

(5. 北京理工大学 光电学院, 北京 100081)

摘 要: 为提升煤矸识别的可靠性, 文章重点研究了激光雷达图像中的空洞率在深度学习分类任务中的作用。针对煤与矸石在采集中出现的激光回波缺失现象, 分析了其形成机制及采集角度、物料湿度等因素对空洞率分布的影响。通过对大量激光雷达点云与伪彩图像的对比实验, 验证了空洞率在表征煤、矸材质差异方面的稳定性及其对深度网络判别能力的增强效果。进一步利用 DenseNet 模型进行训练后, 引入空洞率相关特征的煤矸石识别方法在复杂工况下表现出更高的分类精度与鲁棒性, 整体准确率达到 94.56%, 相比基于地面激光扫描仪强度信息和 K-means 与 SVM 算法对泥岩与砂岩分类识别的精度提高了 4% 以上。研究证明空洞率是一项具有工程应用潜力的关键识别特征, 为激光雷达在矿物智能分选中的应用提供了新的思路。

关 键 词: 激光雷达; 空洞率; 双通道伪彩图像; DenseNet

中图分类号: TP23; TP391.4

文献标识码: A

Research on the application of lidar void rate features and deep learning in complex coal-gangue separation

GENG Haoyu¹, QIAO Xin², YU Yuechen³, YANG Yang¹, XUE Deqiang⁴, XING Jichuan^{5*}

(1. Mechanical Electronics Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

(2. Unit 93160 of the Chinese People's Liberation Army, Beijing 100041, China)

(3. Xi'an Institute of Modern Control Technology, Xian 710065, China)

(4. Yushujing Coal Mine Inner Mongolia Shanghai Temple Mining Co., Ltd, Ordos 016200, China)

(5. School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Coal-gangue identification is essential for ensuring the efficiency and stability of coal production, yet conventional sensing methods often show limited robustness in complex mining environments. This study aims to enhance identification performance by exploring void rate features in LiDAR data and evaluating their effectiveness in deep learning-based classification. First, the formation mechanism of laser-echo loss in LiDAR acquisition is analyzed, and the effects of scanning angle and material moisture on the spatial distribution of void rate characteristics are investigated. Large-scale LiDAR point-

收稿日期: 2026-03-14; **收到修改稿日期:** 2026-04-13

基金项目: 国家自然科学基金 (52304143, 5574198); 山东省高等学校青年创新团队发展计划 (科技类) (2024KJH061); 2025 年山东省青年科技人才托举工程项目 (SDAST2025QTA055)。

作者简介: 耿皓宇 (2002—), 男, 硕士研究生, 从事煤矸识别研究。m15062271505@163.com

邢冀川 (1974—), 男, 讲师, 博士, 从事结合人工智能的光电测试检测研究。

* 通讯作者: michaelhsing@bit.edu.cn

cloud data are then converted into pseudo-color images, from which void rate features are extracted through preprocessing and segmentation. These features are incorporated into a DenseNet-based classification framework. Comparative experiments are conducted to evaluate the contribution of void rate information against conventional single-channel inputs. The results demonstrate that void rate features provide a stable and discriminative representation of material differences between coal and gangue. Incorporating void rate information significantly improves classification accuracy and robustness under varying operating conditions. The findings confirm that void rate is an effective engineering feature with strong practical value and offer new insights into the application of LiDAR technology for intelligent mineral separation in complex industrial environments.

Keywords: LiDAR; void rate; dual-channel pseudo-color image; densenet

0 引 言

煤炭长期以来一直是我国能源结构中的主体能源,在国民经济运行和工业生产体系中具有重要地位^[1]。同时,煤炭开采、运输和利用过程中会产生大量固体废弃物,其中煤矸石是最主要的副产物之一。煤中混入矸石不仅会降低煤炭热值和燃烧效率,还会增加污染物排放,因此开展高效、准确的煤矸识别与分选,对于提升原煤质量、促进煤炭清洁高效利用和保障绿色开采具有重要意义^[2-4]。

目前,煤矸分选主要包括人工分选和机械分选两类。人工分选虽然具有一定经验优势,但分选效率低、劳动强度大,而且现场粉尘高、噪声大、连续作业时间长,容易对作业人员健康造成不利影响^[2-3]。机械分选虽然提高了处理效率,但传统方法仍存在明显局限。基于 CCD 或普通机器视觉的识别方法成本较低、响应较快,但对现场光照、粉尘干扰、图像质量和特征提取稳定性较为敏感;而基于射线的方法虽能在部分粒级范围内实现较好识别,但设备成本高、维护复杂,并存在辐射防护和井下部署受限等问题^[3-4]。

近年来,随着深度学习和智能感知技术的发展,煤矸识别研究逐步由传统人工特征方法向目标检测、实例分割和轻量化网络方向演进。现有研究主要围绕深度学习检测模型改进、轻量化网络设计以及复杂场景下识别性能提升等方面展开,并取得了较好的研究进展^[5-13]。除可见光图像识别外,多光谱、红外和多模态融合方法也逐渐成为煤矸识别研究的重要方向。相关研究表明,多源信息融合能够在一定程度上增强煤矸材质表征能力,提高复杂工况下的识别鲁棒性^[14-17]。然而,这类方法大多仍依赖图像质量和外部环境条件,在低照度、高粉尘、遮挡或表面状态变化等工况下,识别稳定性仍可能受到影响^[3-5,14-17]。

相比之下,激光雷达作为主动成像传感器,不依赖外部可见光照明,能够同步获取目标的距离信息和回波强度信息,因此在复杂工况下具有

较好的应用潜力。已有研究表明,激光雷达强度信息在煤矸分类中具有一定可行性^[18]。同时,Sheng J 和 Liu Z 等利用地面激光扫描仪(TLS)的强度信息识别储层露头中的砂体,并使用 K-means 和 SVM 算法对回波强度数据进行分类,对泥岩和砂岩的分类精确度高达 90%^[19]。这些研究表明,激光雷达强度信息不仅能够反映目标表面的反射特性,也可在一定程度上表征材料差异和结构特征,为煤矸识别提供了新的思路。

针对现有 LiDAR 煤矸识别方法主要依赖距离信息或回波强度信息、对回波缺失现象利用不足的问题,本文提出一种基于空洞率特征的双通道煤矸识别方法,定义并量化激光雷达成像过程中距离与强度信息同步缺失所形成的空洞率特征,分析其与表面湿润状态、采集倾角及微表面散射机理之间的关联,说明空洞率形成的机理基础,验证煤与矸石在不同湿润条件和采集角度下空洞率变化规律所体现出的区分能力,并将空洞区域分布信息融入距离、强度双通道图像表征,结合改进 DenseNet-40 网络进行分类识别,验证该表征方式在复杂工况下用于煤矸识别的可行性。

1 激光雷达成像原理

激光雷达采集系统的整体结构如图 1 所示,系统主要由激光发射、回波接收以及信号处理等模块构成。工作过程中,激光发射模块向目标表面发射脉冲激光,目标对入射光产生反射与散射,返回的回波信号由接收模块进行采集,并经信号处理单元完成放大与滤波等操作,为后续距离与强度信息提取提供基础。

激光雷达测距方法可分为飞行时间测距和非飞行时间测距两种,其中非飞行时间测距包括激光三角法和干涉测距法等。本文所采用的激光雷达基于脉冲飞行时间测距原理,通过测量激光脉冲往返传播的时间间隔,并结合光速实现目标距离的计算,其数学表达式表示为

$$L = \frac{c\Delta t}{2} \quad (1)$$

式中, L 表示目标物与激光雷达之间的测量距离; c 为光在真空中的传播速度; Δt 为激光脉冲从发射至回波信号被接收所经历的时间间隔。

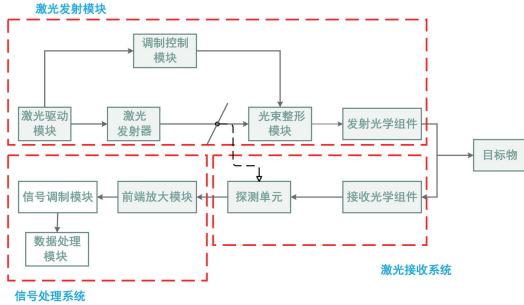


图1 激光雷达数据获取与信号处理流程图

相位测距方法通过分析发射光信号与目标反射回波之间的相位差实现距离计算, 其测距关系可表示为

$$L = \frac{c\Delta t}{2} = \frac{1}{2} c \frac{\varphi}{2\pi f} = \frac{1}{2} \lambda (N + \Delta N) \quad (2)$$

该方法利用相位变化量与调制频率之间的对应关系, 将相位差转换为距离信息。式中, φ 为发射与接收信号之间的相位差; f 表示激光的调制频率; λ 为激光波长; N 表示相位差对应的整数周期数, ΔN 为剩余的非整数周期部分。

在采集过程中, 本文提出将强度信息与距离信息融合, 而不是单纯利用距离信息来识别煤矸石。原因是, 如图2(a)所示, 距离点云数据可以有效地将矸石从背景中分离出来, 但不能区分煤和脉石的纹理。如图2(b)所示强度图像对矸石表面反射率敏感, 强度图中较为白色的为矸石, 表现为棱角分明, 较为黑色的为煤, 煤与矸石在反射率上存在一定差异。

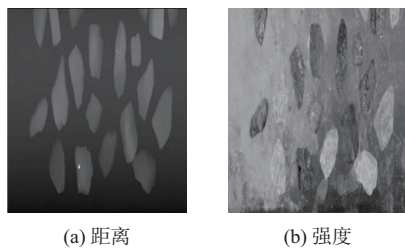


图2 煤和矸石的距离和强度图像

为了简化模型, 可以将矸石近似为一个扩展的兰伯特反射器。激光雷达的距离方程可表示为

$$P_r = P_e \eta_s \eta_a \frac{\pi \rho \cos \theta}{4R^2} \quad (3)$$

式中, ρ 为目标反射率; θ 为激光雷达入射角; P_e 为激光输出功率; P_r 为接收到的激光功率; η_s 为接收光学系统的光效率; η_a 为大气透射系数; R 是距

离的值。在本实验中, 由于扫描距离较短, 可以忽略大气透射系数。

强度可由目标回波的发光功率确定。强度可表示为

$$I = f(P_r) \quad (4)$$

式中 $f(\cdot)$ 表示特定的转换函数, 该函数用于表示将接收到的功率 P_r 转换为电压信号, 然后转换为校准的整数的过程。强度值通常用接收信号的峰值幅度表示, 那么 I 可以重新表示为

$$I = C P_e \eta_s \eta_a \frac{\pi \rho \cos \theta}{4R^2} \quad (5)$$

式中, C 是一个常数, 表示强度值与接收功率之间的线性关系; P_e 为激光输出功率; η_s 为接收光学系统的光效率; η_a 为大气透射系数; ρ 为目标反射率; θ 为激光雷达入射角; R 是距离的值。实验中, 当 θ 和 R 由激光雷达激光方向和激光雷达位置决定时, I 与目标反射有关。根据上述公式的理论, 煤和矸石的反射是不同的, 因此可以用它来识别煤和矸石。煤和矸石强度图像如图3所示。

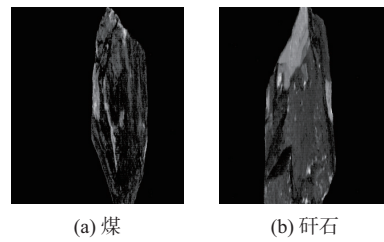


图3 煤与矸石强度图

在实际开采过程中, 矸石表面通常被泥和煤粉覆盖, 但由于运输过程中的碰撞, 内部裸露的岩石部分暴露出来, 在图像中显示为白色斑点如图3(b)。而煤的一些数据则会因其自身的反射率、表面粗糙度和水分而丢失。其因数据丢失而产生的空洞区域如图3(a)所示。它们在特征上的明显差异是基于神经网络进行识别的基础。

2 点云数据预处理

本研究将强度值点云直接映射为像素位图, 忽略实际距离关系。该过程如图4所示, 其中蓝点表示强度点云。首先, 对原始点云进行顶部投影, 得到顶置强度点云。然后, 忽略点之间的空间关系, 将每个强度值映射到二维图像中每个像素的值, 得到强度图像。

如图5所示, 在实际采集过程中, 传送带表面除目标矿石外, 常伴有少量煤粉、碎石及细小杂物, 这些干扰点会影响后续识别效果。为此, 本文利用距离通道中的高度信息进行背景去除。设

空传送带表面与激光雷达之间的基准距离为 H_0 ，各采样点的距离值记为 H_i 。结合现场工况下煤粉、碎石等低矮杂物的高度范围及预处理效果，本文取 $\Delta H = 2\text{cm}$ 作为背景剔除阈值。对于满足式 (6) 的采样点，将其视为传送带背景或低矮碎屑，并将对应距离值和强度值同步置零；其余点则予以保留。该方法能够较好去除传送带背景及大部分细小碎屑，同时保留目标矿石主体区域，为后续二维投影与双通道成像提供较为纯净的输入数据。

$$|H_i - H_0| < \Delta H \quad (6)$$

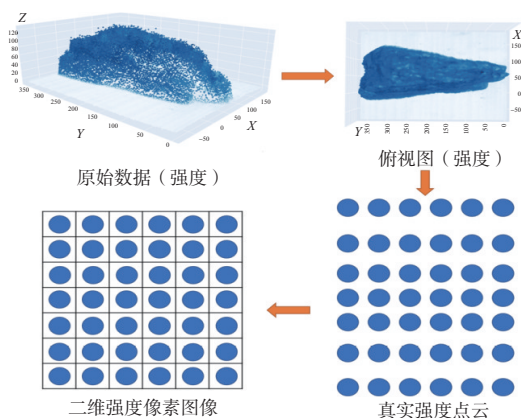


图 4 点云投影示意图

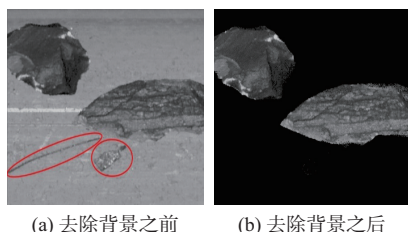


图 5 背景去除图

如图 6 所示，对去除背景后的原始点云进行二维投影，可分别得到强度信息矩阵 C_0 和距离信息矩阵 C_1 。其中， C_0 用于表征目标表面的回波强度分布， C_1 用于表征目标的空间距离信息。考虑到两类数据在物理含义和数值范围上存在差异，本文首先分别对 C_0 和 C_1 进行归一化处理，以减小量纲差异对后续特征表达的影响；然后按照像素位置一一对应的原则，将两类矩阵在通道维进行融合，构建得到包含距离信息与反射强度信息的双通道图像。该双通道图像能够同时保留目标的表面反射特性与空间轮廓特征，为后续煤矸识别提供更加丰富的输入信息。融合过程中可能存在的误差主要来自二维投影时的量化偏差以及背景阈值分割带来的局部边界误差，但总体上不影响双通道图像对煤矸差异特征的有效表达。

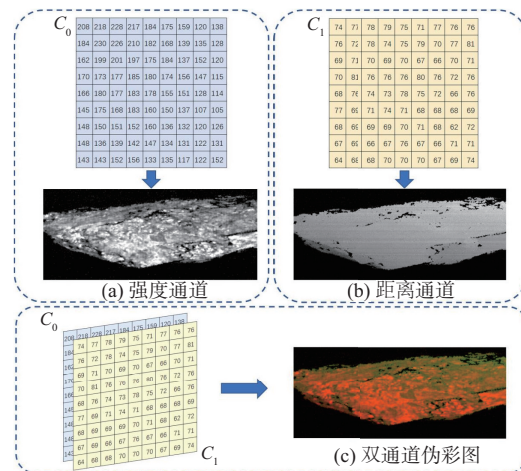


图 6 图像形成过程

3 激光雷达回波空洞率的光学形成机理与特性分析

3.1 激光雷达回波缺失现象及空洞率定义

在激光雷达成像过程中，当发射激光束未能被接收系统有效捕获时，该采样点将同时缺失距离与强度信息，并在激光雷达伪彩图像中表现为黑色像素（如图 7）。该现象通常发生于目标表面反射能量未能落入接收系统有效接收固角，或回波功率低于探测阈值的情形。本文所讨论的回波缺失并非由随机噪声或系统故障引起，而是激光一目标表面相互作用及接收几何条件共同作用的结果。

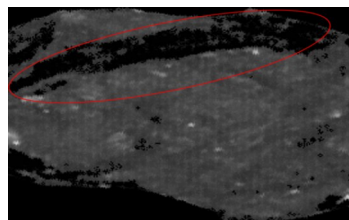


图 7 强度图像中的空洞

为对该类回波缺失现象进行定量表征，本文提出回波空洞率 (Void Rate) 的概念，将空洞率 (R_v) 定义为单个煤与矸石区域内的丢失点数量 (N_m) 与该区域总点数量 (N_t) 的比率，其数学表达式可表示为

$$R_v = \frac{N_m}{N_t} \times 100\% \quad (7)$$

在激光雷达数据处理过程中，发现煤与矸石的空洞大小存在差异。该参数能够从统计角度反映激光雷达回波在空间上的连续性与完整性，是一种与激光成像物理过程直接相关的光学特征。认为这个新特征可以帮助我们识别煤矸石，因此，进行了详细的实验来验证这个想法。

3.2 空洞率与材料光学特性的关系分析

不同的材料和结构对辐射的吸收能力不同。在一定温度下,物体的单色吸收比可表示为

$$\alpha(\lambda, T) = \frac{\Phi_a(\lambda, T)}{\Phi_0(\lambda, T)} \quad (8)$$

式中 Φ_0 表示入射辐射通量; Φ_a 表示吸收辐射通量。理想黑体能够吸收任意温度下的所有辐射,即对入射辐射的所有波长的吸收系数等于1。然而,实际物体对不同波长的入射辐射都具有一定的反射率。在某一特性温度下,物体的单色反射率可表示为

$$\rho(\lambda, T) = \frac{\Phi_r(\lambda, T)}{\Phi_0(\lambda, T)} \quad (9)$$

式中 Φ_r 为反射的辐射通量。对于不透明物体, α 和 ρ 的关系可表示为

$$\alpha(\lambda, T) + \rho(\lambda, T) = 1 \quad (10)$$

本实验使用的激光雷达波长为660nm。由于本实验的温度变化不大,温度变化对金属发射率的影响可以忽略不计。相比之下,物体表面的粗糙度会对吸收率产生较大的影响,其次是表面的污垢和灰尘的影响。此外,物体的相对湿润程度也会影响吸收率。

为研究表面湿润状态对空洞率的影响,本文选取10块煤样和10块矸石样进行对比实验。实验过程中,统一将样本主表面朝上放置于采集区域中心,并保持激光雷达与样本之间的相对位置不变。采用定量喷雾器对样本表面进行均匀喷水,单次喷洒量设为0.6mL。该取值由预实验确定,目的是使样本表面湿润状态能够呈现逐步变化,同时避免单次喷水过多导致明显积水或流淌现象。需要说明的是,本文以喷洒次数表征样本表面的相对湿润程度,而未进一步建立喷洒量与样本实际表面含水量之间的一一对应关系。分别在干燥状态及喷洒5次、10次、15次、20次后采集数据并计算煤样和矸石样的空洞率,结果如图8所示。

实验环境温度为28.6℃,相对湿度为78%。从表1可以看出,随着喷洒次数增加,即样本表面相对湿润程度提高,煤的空洞率显著上升。经过20次喷洒后,煤的空洞率均值达到约0.28,而矸石的空洞率整体仍保持在较低水平。上述结果表明,煤与矸石对表面湿润状态变化的响应存在明显差异。需要说明的是,由于本文未对样本实际表面含水量进行称重标定,因此该实验结果主要反映相对湿润变化条件下空洞率的变化规律。表1中煤

样空洞率标准差相对较大,主要原因在于不同煤样在表面粗糙度、附着粉尘、局部湿润状态及姿态条件上存在差异,导致其回波缺失程度具有一定离散性;相比之下,矸石样本整体空洞率较低,因此波动范围相对较小。

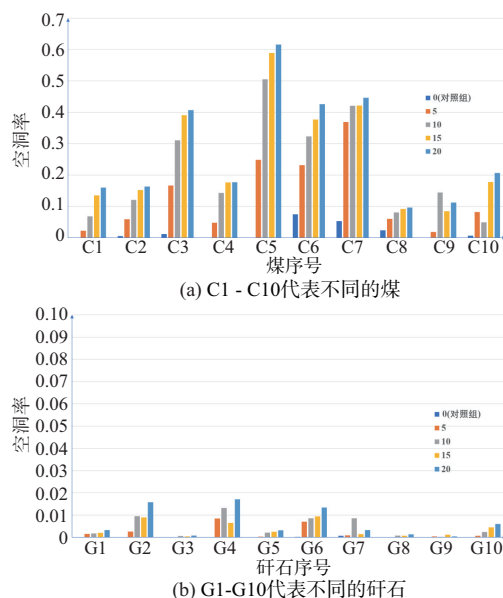


图8 不同表面湿润状态的煤和矸石空洞率变化趋势

表1 不同相对湿度程度下煤与矸石空洞率均值±标准差

材质	5次 (mean±SD)	10次 (mean±SD)	15次 (mean±SD)	20次 (mean±SD)
煤	0.133±0.112	0.211±0.166	0.258±0.171	0.280±0.178
矸石	0.0013± 0.00269	0.0044± 0.00465	0.0034± 0.00336	0.0061± 0.00654

如图9所示,煤的表面相对较为光滑。当喷水后,水会填充表面的不平整处,形成类似镜面的结构,从而产生镜面反射,导致激光无法被传感器捕捉。这种表面粗糙度的变化会引起反射率的显著变化,进而造成大量数据丢失。相比之下,矸石表面通常有灰尘,难以形成镜面结构,因此数据丢失的情况较少。

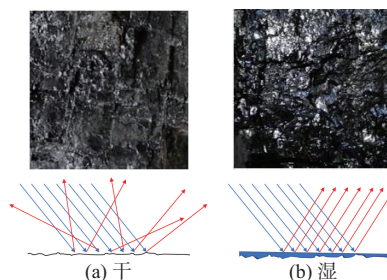


图9 煤干、湿表面反射示意图

3.3 基于 Beckmann 模型的空洞率形成机理及参数分析

为进一步说明空洞率形成与表面微观散射特性的关系,本文引入 Beckmann 微表面粗糙散射模

型, 对不同粗糙状态下的回波接收规律进行分析。该部分侧重于从机理层面解释表面粗糙度变化、镜面散射增强与回波缺失概率增加之间的关联。在 Beckmann 模型中, 宏观粗糙表面可视为由大量微小镜面微平面组成, 其法向分布由法向分布函数 $D(\theta_h)$ 描述, 可表示为

$$D(\theta_h) = \frac{\exp(-\tan^2 \theta_h / \alpha^2)}{\pi \alpha^2 \cos^4 \theta_h} \quad (11)$$

式中 θ_h 为半程向量 (half-vector) 与宏观表面法线之间的夹角; α 为表面粗糙度参数, 用于表征微表面法向分布的离散程度。 α 越小, 表面越趋于平整, 镜面散射分量越强; α 越大, 表面越粗糙, 散射分布越分散。由式 (11) 可知, 粗糙度参数 α 直接影响表面法向分布的集中程度, 从而影响回波能量在空间中的分布方式。

对于 LiDAR 接收过程, 接收器只能在有限接收固角内收集回波, 因此决定空洞现象是否出现的关键, 不仅是表面的总反射能量, 还包括回波能量是否能够落入接收方向附近。基于此, 可将进入接收固角内的有效接收功率半定量表示为

$$P_r \propto \int_{\Omega_r} f_s(\omega_0) d\omega_0 \approx C \Omega_r \exp\left(-\frac{\Delta\theta^2}{2\sigma^2(\alpha)}\right) \quad (12)$$

式中, P_r 为 LiDAR 接收功率; Ω_r 为接收器有效接收固角; $\Delta\theta$ 为实际接收方向与理想镜面反射方向之间的角度偏差; $\sigma(\alpha)$ 表征镜面反射角度分布宽度, 且与粗糙度参数 α 有关。由式 (12) 可见, 当表面趋于平整时, 镜面散射分量增强, 反射能量更加集中于理想镜面方向; 一旦实际接收方向与理想镜面方向存在偏差, 指数项将快速衰减, 使进入接收固角的有效回波功率降低。当回波功率低于传感器检测阈值时, 采样点将同时缺失距离信息与强度信息, 并在双通道图像中表现为空洞区域。

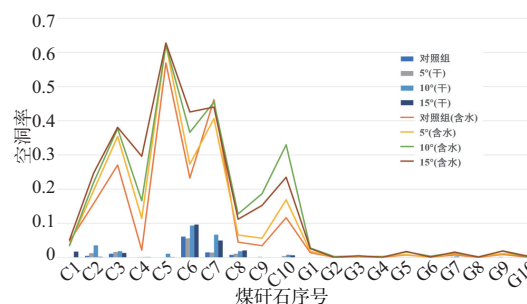
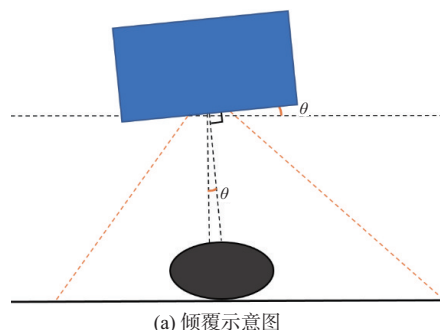
结合图 8 和图 10 的实验结果可以看出, 在湿润条件和倾角变化条件下, 煤样空洞率升高更为明显, 而矽石变化相对较小。上述现象表明, 不同材料在表面状态变化时, 其粗糙散射特性具有不同响应。就趋势而言, 煤样在湿润后更容易表现出镜面分量增强、有效回波功率下降的特征, 因此空洞率显著增大; 而矽石表面结构变化相对有限, 回波接收趋势变化较小。由此说明, Beckmann 模型所反映的参数变化规律与本文实验观察结果在趋势上具有一致性, 能够为复杂工况下空洞率差异的形成提供合理解释。当回波功率低于传感器检测阈值时, 采样点将同时缺失距离信息与强度信息, 并在双通道图像中表现为空洞区域。因此,

空洞率的变化可以视为表面粗糙散射状态变化在成像结果中的外在表征。

3.4 入射角与湿润条件对空洞率的影响

此外, 实验还测试了激光雷达水平安装角度对目标空洞率的影响。在干燥和完全湿润的条件下, 分别测量了激光雷达水平安装角度为 5° 、 10° 和 15° 时的空洞率。

从图 10 可以看出, 随着水平安装角度的增加, 空洞率也随之增加, 但煤的空洞率增加幅度明显大于矽石。式 (5) 表明, 当角度 θ 从 0° 开始增加时, 反射强度 I 会减小, 这与实验结果一致。



(b) 不同角度煤与矽石的空洞率趋势
图 10 倾斜的示意图及实验结果

根据上述理论分析和实验验证, 当煤和矽石的湿度和采集角度发生变化时, 煤的空洞率变化显著, 而矽石的空洞率变化较小。这种稳定差异为利用空洞率作为煤矽光学识别特征提供了理论依据。

通常情况下, 需要寻找不同的方法来解决点云数据丢失的问题, 以确保识别的准确性。然而, 在本次实验中, 我们发现了煤和矽石空洞率的差异。在实际的煤矽分离环境中, 矽石在经过破碎、清洗等工序后通常会更湿润, 因此空洞率的差异可以进一步帮助我们区分矽石和煤。

4 实验系统与分类方法

煤矽石采集系统示意图如图 11 所示。该系统由一个激光雷达和一个线扫描相机组成, 旨在确保采集图像时环境的一致性。激光雷达波长为 660 纳米, 扫描频率为 600 赫兹, 扫描角度为 70° , 安

装在距离传送带0.9米的位置。线扫描相机的线频率为51kHz,分辨率为2K,镜头焦距为8毫米,曝光时间设定为1750毫秒。传送带的运行速度为0.3米/秒。由于采用线扫描相机,系统配备了线性光源以提供稳定的照明。



(a) 工作环境实拍 (b) 相机环境实拍

图11 采集环境图片

矿石在传送带上移动时,使用该系统获得识别结果需要几个步骤。当矿石触发电开关时,激光雷达和相机开始采集数据,直至矿石完全通过。采集到的数据通过千兆以太网传输至计算机进行处理。首先,利用激光雷达获取的距离信息将传送带从背景中去除。然后,通过形态学方法(如开、闭运算)去除小煤渣。接着通过ROI算法分割出单个矿石及其位置,并利用处理后的反射率和距离点云生成图像。最后,利用改进后的神经网络识别煤矸石。识别结果及矿石位置信息通过TCP/IP协议传输至PLC分选机,完成分选。

对于煤矸石分选方法来说,传统的机器视觉分类方法如HOG、LBP、GLCM,都需要手动提取特征。然而煤与脉石之间存在的许多差异(例如本实验中发现的新的空洞率特征)对于传统的特征提取算法来说难以处理。而通过使用人工神经网络,特征参数可以通过迭代学习自动选择,极大地提高了识别效率和准确率。

本文使用高黄于2017年提出的DenseNet网络,该网络是ResNet^[20]的扩展。本文的研究重点在于空洞率特征及其在双通道煤矸识别中的表征作用,DenseNet在本文中主要作为验证双通道表征有效性的基础分类网络。选择DenseNet的原因

在于其密集连接结构具有较好的特征复用能力,有利于保留双通道图像中的空洞区域、纹理和轮廓等信息;同时,其参数利用效率较高,更适合工业现场对识别速度和部署复杂度的要求。基于此,本文结合双通道输入特点和实时识别需求,对DenseNet进行了轻量化调整,构建改进DenseNet-40网络。使用处理后的双通道图像作为神经网络的输入,输入格式可表示为

$$X_i = H_i([X_0, X_1, \dots, X_{i-1}]) \quad (13)$$

在DenseNet中,每一层都以前一层的特征图作为输入,其形式可以用公式(12)表示。其中, $[X_0, X_1, \dots, X_{i-1}]$ 表示每一层的特征图连接, H_i 是复合函数,包括批量归一化(Batch Normalization, BN)、修正线性单元(ReLU)和卷积操作(Conv 3×3)。

如图12所示,原始点云经二维投影与预处理后,可分别得到强度矩阵 C_0 和距离矩阵 C_1 。随后,将 C_0 与 C_1 融合形成双通道图像,并作为DenseNet的输入。在激光雷达成像过程中,当某些采样点同时缺失距离信息和强度信息时,会在双通道图像中表现为空洞区域。由于煤与矸石在表面反射特性、粗糙度及含水状态等方面存在差异,其空洞区域的数量、面积占比及空间分布也存在明显区别,因此本文所提出的空洞率特征并非作为独立单一数值直接输入分类网络,而是以空洞区域分布的形式隐式嵌入双通道图像中,并由DenseNet在端到端训练过程中自动提取其与表面纹理、轮廓信息相关的联合特征。

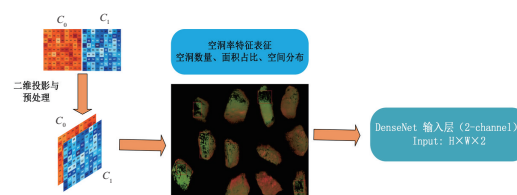


图12 空洞率特征融入双通道图像识别框架示意图

如图13和表2,考虑到本文输入数据为双通道图像而非标准RGB三通道图像,因此在网络输入层中,将首层卷积的输入通道数调整为2,以适应

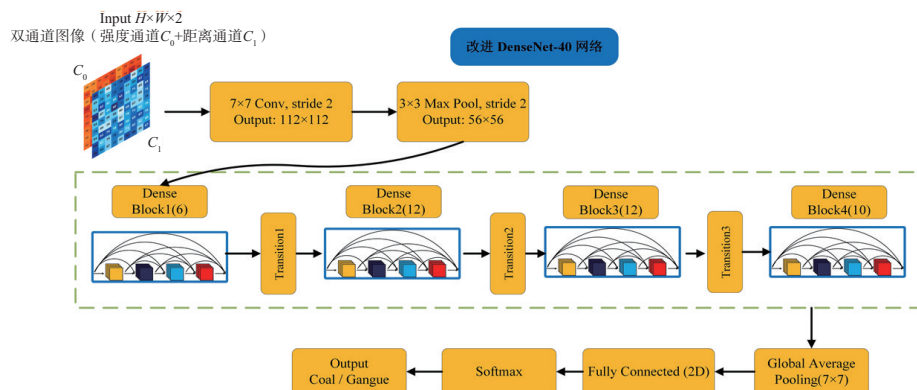


图13 改进 DenseNet-40 网络结构示意图

距离信息与强度信息的联合输入。随后，特征图依次经过 Dense block 和 transition layer 进行特征复用与下采样，并最终经全局平均池化和全连接层完成煤与矸石分类。为降低模型复杂度并减轻小样本条件下的过拟合风险，本文在原始 DenseNet 的基础上将网络生长率由 32 调整为 12，并将网络深度压缩为 40 层，构建改进的 DenseNet-40 网络。改进后网络在保持识别精度基本稳定的同时，能够更好满足工业现场实时识别需求。

表 2 改进后的 DenseNet 网络结构

层	输出尺寸	卷积核/步长
Convolution	112×112	7×7 conv, stride 2
Pooling	56×56	3×3 max pool, stride 2
Dense block(1)	56×56	$[3 \times 3 \text{ conv}] \times 6$
Transition layer(1)	56×56 28×28	1×1 conv 2×2 average pool, stride 2
Dense block(2)	28×28	$[3 \times 3 \text{ conv}] \times 12$
Transition layer(2)	28×28 14×14	1×1 conv 2×2 average pool, stride 2
Dense block(3)	14×14	$[3 \times 3 \text{ conv}] \times 12$
Transition layer(3)	14×14 7×7	1×1 conv 2×2 average pool, stride 2
Dense block(4)	7×7	$[3 \times 3 \text{ conv}] \times 10$
Classification layer	1×1	7×7 global average pool 2D fully connected, softmax

本研究中使用的双通道图像数据采集自山东省枣庄煤矿的生产现场。训练集包含 7300 张煤和矸石的图像，测试集包含 1100 张煤和矸石的图像。图 14 展示了一些用于数据集的双通道图像示例。

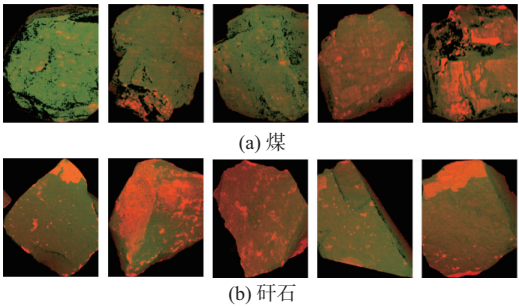


图 14 数据集示例

5 结果与讨论

为评估双通道伪彩数据集、单一强度数据集和单一距离数据集在 DenseNet 网络下的识别效果，本节利用查准率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1-score 对各个数据集进行了详细的测试，以对测试结果进行更加完善的评估。

本文用于模型训练的计算机配置 CPU 为 i7-11700K，GPU 为 GTX2080Ti。训练过程中，

训练结果在训练集和验证集的精度变化和损失函数如图 15 所示。训练迭代次数 (Epoch) 被设置为 100。

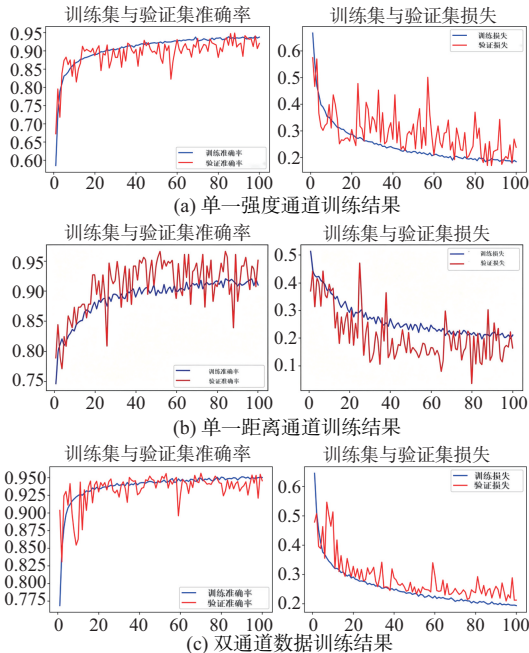


图 15 训练结果示意图

如图 15 所示，各个数据集在训练集中的准确率均达到 90% 以上，趋于稳定。本次实验使用了 7300 张煤和矸石的图像作为训练集，1100 张图像作为验证集。实验的平均结果如表 3 所示。

表 3 交叉验证 DenseNet 的平均结果

模型	准确率/%	精确率	召回率	F1 分数
单一强度通道	94.36	0.901	0.914	0.927
单一距离通道	91.2	0.912	0.936	0.924
双通道	94.56	0.949	0.949	0.949

由表 3 可知，单通道数据的训练在训练集上表现较好，但在验证集上表现较差，存在着一定的过拟合问题。相比于双通道数据的训练结果，尽管单一反射率通道的训练结果在训练集上最高能达到 94.36%，但其在验证集上的准确率始终不够稳定，因此选择双通道数据训练所得出的模型能够更加适应工业环境对煤矸石识别稳定性的需求。

本文所使用的全部训练数据均采集自枣庄煤矿的生产线。尽管生产线环境存在大量碎片和其他干扰因素，但该方法的识别率仍可达到 94.56%。本实验中使用的激光雷达的系统误差为 $\pm 1.5\text{mm}$ 。由于激光雷达精度的限制，双通道图像中的距离通道可能无法精确描述煤与矸石表面的纹理。如果采用精度更高的激光雷达，使用该方法的识别率有望进一步提升。

6 结 论

本文从激光雷达回波形成与光学散射机理出发,系统研究了煤与矸石在不同湿润状态和入射角条件下激光回波缺失现象的形成机制,并提出了一种基于回波空洞率的光学特征表征方法。通过理论分析与实验验证,明确了空洞率与目标表面粗糙度变化、镜面散射增强及激光雷达接收固角限制之间的内在联系。研究结果表明,煤在湿润或入射角增大的条件下,其表面有效粗糙度降低,镜面反射分量显著增强,回波能量更易偏离接收方向,从而导致空洞率大幅上升;而矸石由于表面结构和散射特性较为稳定,其空洞率始终维持在较低水平。该显著差异使空洞率成为一种对工况变化具有高度敏感性、且与激光雷达成像机理强相关的光学特征。

在此基础上,将回波空洞率特征与激光雷达距离、强度双通道成像信息相结合,并利用深度学习模型对该光学特征的判别能力进行验证,实验结果表明该特征能够有效提升煤矸识别在复杂工业环境下的稳定性与鲁棒性。

在未来的研究中,计划将多种信息进行融合,例如将相机图像数据与激光雷达数据相结合,以进一步提高识别煤与矸石的准确性,或者用于识别其他具有不同表面纹理的矿物。

参考文献:

- [1] Han S, Chen H, Long R, et al. Peak coal in china: A literature review[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2018, 129: 293—306.
- [2] Leonard R, Zulfikar R, Stansbury R. Coal mining and lung disease in the 21st century[J]. Current Opinion in Pulmonary Medicine, 2020, 26(2): 135—141.
- [3] Zhao G, Chang F, Chen J, et al. Research and prospect of underground intelligent coal gangue sorting technology: A review[J]. Minerals Engineering, 2024, 215: 108818.
- [4] Jiang Z, He K, Zhang D. A review of intelligent coal gangue separation technology and equipment development[J]. International Journal of Coal Preparation and Utilization, 2024, 44(9): 1308—1324.
- [5] Liu Q, Li J, Li Y, et al. Recognition methods for coal and coal gangue based on deep learning[J]. Ieee Access, 2021, 9: 77599—77610.
- [6] Li D, Wang G, Zhang Y, et al. Coal gangue detection and recognition algorithm based on deformable convolution YOLOv3[J]. IET Image Processing, 2022, 16(1): 134—144.
- [7] Yan P, Sun Q, Yin N, et al. Detection of coal and gangue based on improved YOLOv5. 1 which embedded scSE module[J]. Measurement, 2022, 188: 110530.
- [8] Lai W, Hu F, Kong X, et al. The study of coal gangue segmentation for location and shape predicts based on multispectral and improved Mask R-CNN[J]. Powder Technology, 2022, 407: 117655.
- [9] Wang S, Zhu J, Li Z, et al. Coal gangue target detection based on improved YOLOv5s[J]. Applied Sciences, 2023, 13(20): 11220.
- [10] Xue G, Li S, Hou P, et al. Research on lightweight Yolo coal gangue detection algorithm based on resnet18 backbone feature network[J]. Internet of Things, 2023, 22: 100762.
- [11] Sui Y, Zhang L, Sun Z, et al. Research on coal and gangue recognition based on the improved YOLOv7-tiny target detection algorithm[J]. Sensors, 2024, 24(2): 456.
- [12] Yuan X, Fu Z, Zhang B, et al. Research on lightweight algorithm for gangue detection based on improved YOLOv5[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 6707.
- [13] Cao Z, Li Z, Fang L, et al. Lightweight coal and gangue detection algorithm based on improved YOLOv7-tiny[J]. International Journal of Coal Preparation and Utilization, 2024, 44(11): 1773—1792.
- [14] Zhou M, Lai W. Coal gangue recognition based on spectral imaging combined with XGBoost[J]. PloS One, 2023, 18(1): e0279955.
- [15] Yan P, Kan X, Zhang H, et al. Target recognition of coal and gangue based on improved YOLOv5s and spectral technology[J]. Sensors, 2023, 23(10): 4911.
- [16] Zhao L, Han L, Zhang H, et al. Study on recognition of coal and gangue based on multimode feature and image fusion[J]. Plos One, 2023, 18(2): e0281397.
- [17] Hao W, Jiang H, Song Q, et al. A multi modal fusion coal gangue recognition method based on IBWO-CNN-LSTM[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 30396.
- [18] Xing J, Zhao Z, Wang Y, et al. Coal and gangue identification method based on the intensity image of lidar and DenseNet[J]. Applied Optics, 2021, 60(22): 6566—6572.
- [19] Sheng J, Liu Z, Zeng Q, et al. Sand bodies identification in reservoir outcrops using intensity from terrestrial laser scanner[C]//SEG International Exposition and Annual Meeting. SEG, 2016: SEG-2016-13772603.